# 基于通道选择的孤独症儿童 EEG 情绪测量方法研究

谢 黎 <sup>1</sup> 史丰硕 <sup>1</sup> 王雨晴 <sup>1</sup> 康晓管 <sup>1</sup> 潘文婷 <sup>1</sup> 罗光荣 <sup>1</sup> 于龙飞 <sup>1</sup>
XIE Li SHI Fengshuo WANG Yuqing KANG Xiaoguan PAN Wenting LUO Guangrong YU Longfei

# 摘要

基于通道选择的脑电信号情绪识别因其能够减少数据维度和计算时间,已成为情绪识别与测量的新型研究方法。通过孤独症儿童的脑区特征,基于通道选择构建脑电信号情绪测量模型,旨在比较不同通道的活动模式来提高情感测量的准确性和敏感性。以 DEAP 数据集为数据源,基于 Fp1 和 Fp2 电极(额区)下的脑电信号特征(小波近似系数、小波信息熵、近似熵、标准差、 $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\theta$ -PSD)和 K- 近邻构建情绪识别模型。实验结果表明,相对于 32 电极,双电极准确率在效价维度提高了 15.419%,在唤醒维度提高了 11.09%,证实了基于孤独症脑区特征进行通道选择的有效性。

关键词

孤独症儿童;情绪测量;脑电信号; K-近邻

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.05.026

#### 0 引言

孤独症谱系障碍(autism spectrum disorder,SD)有着广泛性神经发育障碍特征,在互动中他人无法捕捉其情绪,患者无法开展正常的社交活动<sup>[1]</sup>。脑电信号识别技术因其非侵入性、不受人主观意识支配、情绪信息丰富等优点而被广泛应用于情绪识别与测量的研究中<sup>[2]</sup>,基于脑电信号的理想情绪识别测量率,可用于实时检测精神压力、情绪状况、疾病预测、情绪学习伴侣等领域,这对特殊人群和特殊职业来说具有重要的现实应用意义。但基于全脑电通道的情绪测量在一定程度上会导致冗余数据的存在、增加硬件复杂性、过拟合等问题,故基于通道选择的脑电信号情感识别成为新的研究手段<sup>[3]</sup>。

为了解决这一问题,基于通道选择的脑电信号情感测量成为新的研究手段<sup>[4]</sup>。通道选择技术是一种通过选择具有最大信息量的脑电信号通道以减少噪音和冗余信息干扰的方法。在通道选择的研究中,Wang(2019)等人提出了利用归一化互信息(NMI)选择脑电图通道最优子集的通道选择方法<sup>[5]</sup>。Xu(2022)等人提出了一种基于半非负矩阵分解的无监督通道选择框架<sup>[6]</sup>。Topic Ante(2022)等人使用 Relieff和邻域成分分析方法来选择最佳电极<sup>[7]</sup>。Najwa Kouka(2023)等人提出一种基于协同代理的二元多目标粒子群优化的通道选择方法<sup>[8]</sup>。同时,Sofien Gannouni(2021)等人也指出通道选择的方法会因群体的不同而不同<sup>[9]</sup>。综上所述,目前通

## 1. 东莞理工学院 广东东莞 523808

[基金项目]教育部人文社会科学研究项目"基于情感测量理论的自闭症儿童产品设计策略研究"(21YJCZH184);东莞理工学院大学生创新训练项目"智能可穿戴设备在特殊人群中的设计"(202211819024)

道选择的脑电情感识别技术已得到学者的广泛关注,但是针 对孤独症儿童这一特殊群体进行通道选择的研究较少。

基于以上分析,本文基于通道选择利用 DEAP 脑电数据 集开发出孤独症儿童情绪测量方法,旨在通过特定通道的分 析来提供个性化识别模型,进而帮助孤独症儿童突破自我封 闭,为监护人提供情绪参考。

## 1 基于脑电信号的情绪测量

孤独症是一种复杂的脑发育障碍,脑电信号已成为儿童脑发育障碍诊断及康复干预的重要生物学指标<sup>[10]</sup>。相关研究证实: (1)孤独症儿童脑波呈现出 Delta 和 Alpha 频段功率较低、Theta 频段功率较高的特点<sup>[11]</sup>; (2)额叶区与其他脑区存在较大差异度<sup>[12]</sup>; (3)熵作为非线性动力学特征之一,已被证实可以作为特征区分正常儿童与孤独症儿童,并作为脑电信号的特征提取方法应用于相关领域研究中<sup>[13]</sup>。

基于上述分析,本文以 DEAP 数据集为目标源,通过提取特定脑区(额叶区)下电极 Fp1、Fp2 的脑电信号和特定脑波(Delta、Theta、Alpha)的信息特征,基于 K- 近邻(K-NN)构建孤独症儿童的脑电情绪测量模型,并选取该数据集中的效价(Valence)和唤醒(Arousal)两个情绪维度,以5 作为阈值将效价和唤醒划分为四个象限 HAHV、HALV、LAHV、LALV 进行情绪测量。

## 1.1 脑电信号预处理

由于脑电信号是一种经典的微弱、信噪比低、非线性的生理信号,常常会出现眨眼、心跳、呼吸、肌肉运动和电极电缆移动等伪迹。本文利用 MATLAB 中的 EEGLAB 工具箱进行脑电数据预处理以提升情绪识别的精确率。预处理具体的流程图如 1 所示。

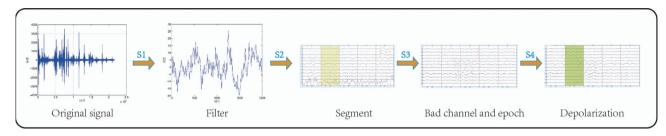


图 1 预处理流程图

首先应用  $0.1 \sim 40 \text{ Hz}$  的带通滤波器去除低频噪声(心电、呼吸、皮电等)和高频噪声(肌电);滤波后将数据降采样到 256 Hz,之后将数据以 2 s 为一段进行分段,手动浏览分段后的数据,找出飘逸、眼动等干扰较严重的坏段;最后去除在极端值( $\pm 100 \, \mu V$ )以外的分段。

## 1.2 脑电信号特征提取

本文使用零相位数字滤波器提取  $\alpha$ 、 $\beta$  和  $\theta$  频段信息,提取小波近似系数、小波信息熵、近似熵、标准差以及  $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\theta$  功率谱密度等特征,并组合为两类特征组用于后续情绪识别。具体分类特征如表 1 所示。

表 1 分类特征类型

特征组一	小波近似系数、小波信息熵、近似熵、标准差、 $lpha$ 、 $eta$ 、 $eta$ -PSD
特征组二	小波近似系数、小波信息熵、近似熵、标准差

## (1) 小波包分析的特征提取

本文利用 MATLAB(R2012b)构建快速算法做 5 层小波分解。首先,将输入信号分为 5 层进行小波分解,产生一个尺度系数序列和五个小波系数序列,根据脑电信号在不同频带的表现不同,对于一段脑电数据,其分解结果中尺度系数为近似部分,而小波系数为细节部分。再通过 wenergy()函数得到低频信号能量 Ea 和各高频信号能量与总能量的比值 Ed。同时,将离散小波变换和 Shannon 熵结合,提出基于小波与细节相对应能量百分比的 Shannon 小波相对能量熵。

#### (2) 近似熵

近似熵(approximate entropy,ApEn)用于测量在信号中生成新模式的概率,通过计算近似熵的变化能够达到识别信号序列改变的目的,且不需要大量长的数据量并可获得鲁棒性结果。本文使用 MATLAB(R2012b)计算 ApEn。

#### (3) 标准差

标准差(standard deviation,SD)是总体各单位标准值与其平均数离差平方的算术平均数的平方根,能够反映组内个体间的离散程度。本文通过 MATLAB(R2012b)计算小波分解后得到的细节系数和近似系数 C 的标准差(如图 2 所示)。

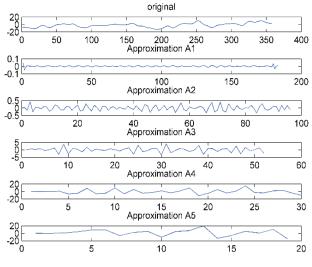


图 2 小波分解细节系数

## (4) 功率谱密度

功率谱密度定义了信号或者时间序列的功率如何随频率分布,反映某一频率的能量密度。Welch 法采用信号重叠分段、加窗函数和 FFT 算法来计算一个信号序列的功率谱密度,计算时允许数据重叠,并且对数据进行加窗操作处理来弥补功率谱失真等缺陷。为了减少功率谱估计偏差,本研究采用Welch 法来提取功率谱密度,并基于 pwelch 函数计算功率谱。 $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\theta$  频段的功率谱密度信息如图 3 所示。

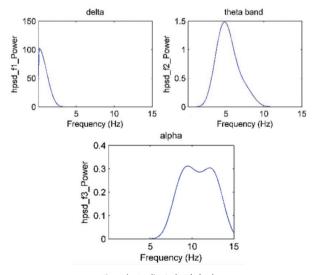


图 3 各频带功率谱密度

## 1.3 基于 Fp1 和 Fp2 电极下的脑电信号情绪识别

K 近邻(K-Nearest Neighbor,KNN)是一种监督学习算法,通过测量不同特征值之间的距离进行分类,能够高度适应动态变化的数据集。基于此优点,本文选取 KNN 作为脑电信号的情绪识别算法。

采用 K-NN 对 DEAP 数据集中 Fp1 和 Fp2 电极下提取的特征组进行 Valence 和 Arousal 的二维情绪识别;并选取 10 折交叉验证作为验证方式,通过借助 LIBSVM 库,产生混淆矩阵模型,将 SVM 与 10 倍交叉验证相结合,基于网格搜索方法对核函数及正则化进行选择,得到 SVM 模型中所需要训练的数据,从而对样本所对应的特征进行情绪测量。

不同特征组使用 SVM 交叉验证在 K-NN 中的分类准确率如图 4 所示,加入  $\theta$ 、 $\alpha$ 、 $\delta$  节律的 PSD 效果(特征组一)较之未加(特征组二)的准确率均有提升,在 Valence 中未加 PSD 的分类准确率为 74.034%,添加 PSD 后准确率为 74.519%,在 Arousal 中未加 PSD 的分类准确率为 54.087%,添加了 PSD 特征后准确率为 68.990%。

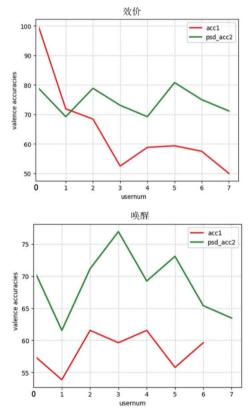


图 4 Fp1 和 Fp2 电极分类准确度

# 1.4 基于 32 电极的 K- 近邻脑电信号情绪识别

为了验证所选通道的有效性,基于特征组一采用 K-NN 对 DEAP 数据集中 32 电极下提取的特征组进行二维情绪识别,分类结果 32 电极在唤醒分类准确率为 57.9%,效价分类准确率为 59.1% (如图 5 所示)。与 Fp1、Fp2 双电极对比,32 电极的分类准确率在效价和唤醒方面并没有呈现上升趋

势,表明电极数量与分类准确率并非呈线性关系。分类准确率下降的原因可能是多通道的信息冗余所带来的。

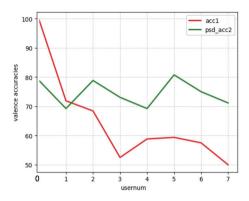


图 5 32 电极分类准确率

#### 2 结语

本文以 DEAP 情绪数据库为参考,从孤独症儿童的脑电特征出发,基于 Fp1、Fp2 双通道构建了基于脑电信号的情绪识别算法:以 2 s 为时间间隔进行分段和去除极端值片段等操作,之后通过 5 层小波分解和 wenergy()函数得到低频信号能量 Ea 以及各高频信号能量与总能量的比值 Ed,并与近似熵、标准差、 $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\theta$ -PSD 构成特征组(特征组一),基于 SVM 交叉验证的 K 近邻算法对效价和唤醒进行二维情绪识别。实验结果表明,在效价中分类准确率可达 74.5%,在唤醒中分类准确率可达 68.9%。对比 Fp1、Fp2 双电极与32 电极的分类准确率可知,基于 Fp1、Fp2 双通道的脑电情绪测量能够达到较为理想的分类准确率,同时也证实了从孤独症儿童特殊脑区和特定脑波进行情绪识别的有效性。

#### 参考文献:

- [1]LIVINGSTON L A, HAPPÉ F. Conceptualising compensation in neurodevelopmental disorders: reflections from autism spectrum disorder[J]. Neuroscience & biobehavioral reviews, 2017, 80: 729-742.
- [2]DURA A, WOSIAK A. Unsupervised emotional state recognition based on clustering of EEG features[J]. Procedia Computer Science, 2022, 207: 3093-3102.
- [3]ALDAWSARI H, AL-AHMADI S, MUHAMMAD F. Optimizing 1D-CNN-Based Emotion Recognition Process through Channel and Feature Selection from EEG Signals[J]. Diagnostics, 2023, 13(16): 2624.
- [4]TONG L, ZHAO J, FU W. Emotion recognition and channel selection based on EEG signal[C]//2018 11th International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA). Piscataway: IEEE, 2018: 101-105.

(下转第128页)

- tradeoff[J].IEEE internet of things journal, 2020, 7(12): 11735-11752.
- [12]LONG Y, CHEN Z. Interference-cancelled asymmetric traffic cellular networks: dynamic TDD meets massive MIMO[J]. IEEE transactions on vehicular technology, 2018, 67: 9785-9800.
- [13]LUO Z Q, MA W K, SO A M C, et al. Semidefinite relaxation of quadratic optimization problems[J].IEEE signal processing magazine, 2010, 27(3): 20-34.
- [14]CHEN D H, HE Y C, LIN X, et al. Both worst-case and chance-constrained robust secure SWIPT in MISO interference channels[J].IEEE transactions on information forensics and security,2018, 13(2):306-317.
- [15] LI W C, CHANG T H, LIN C, et al. Coordinated beamforming for multiuser MISO interference channel under rate outage constraints[J].IEEE transactions on signal processing, 2012, 61(5): 1087-1103.
- [16]CHEN D H, JIANG E H. Joint power and time allocation in hybrid NoMA/OMA IoT networks for two-way communications[J]. Entropy, 2022, 24(12): 1756.

- [17]GRANT M.CVX: MATLAB software for disciplined convex programming[EB/OL].(2020-01-02)[2024-02-23].http://cvxr.com/cvx.
- [18]CHEN D H, HE Y C. Cellular network enabled energy-harvesting secure communications for full-duplex D2D links[J]. IEEE systems journal ,2023,17(1):383-394.
- [19]LV T J, YANG S S, GAO H.Semi-blind channel estimation relying on optimum pilots designed for multi-cell large-scale MIMO systems[J].IEEE access,2016,4,1190-1204.

## 【作者简介】

陶迅洲(1997—), 男, 安徽合肥人, 硕士研究生, 研究方向: 无线通信。

陈东华(1977—),通信作者 (email:dhchen0@163.com), 男,安徽濉溪人,博士,副教授,研究方向:宽带无线通信。 邵凯(1998—),男,辽宁沈阳人,硕士研究生,研究方向: 无线通信。

(收稿日期: 2024-02-27)

## (上接第122页)

- [5]WANG Z, HU S, SONG H.Channel selection method for EEG emotion recognition using normalized mutual information[J]. IEEE access,2019,7:143303-143311.
- [6]XU L, MARIA E, VISAR B.Unsupervised EEG channel selection based on nonnegative matrix factorization[J]. Biomedical signal processing and control,2022,76:103700.
- [7]TOPIC A, RUSSO M, STELLA M, et al.Emotion recognition using a reduced set of EEG channels based on holographic feature maps[J].Sensors,2022(9):3248.
- [8]NAJWA K, RAHMA F, RAJA F, et al.Alimi,EEG channel selection-based binary particle swarm optimization with recurrent convolutional autoencoder for emotion recognition[J].Biomedical signal processing and control, 2023, 84: 104783.
- [9]GANNOUNI S, ALEDAILY A N, BELWAFI K, et al. Emotion detection using electroencephalography signals and a zerotime windowing-based epoch estimation and relevant electrode identification[J]. Scientific reports, 2021, 11:7071.
- [10] 赵杰, 靳亚娟, 张志明, 等. 融合多特征脑电评估孤独症 儿童[J]. 中国生物医学工程学报, 2021, 40(5):550-558.

- [11]KANG J, HAN X, SONG J, et al. The identification of children with autism spectrum disorder by SVM approach on EEG and eye-tracking data[J]. Computers in biology and medicine, 2020, 120: 103722.
- [12]ESTATE M S, MOHAMED S, AYMAN S, et al. Event-related potentials and gamma oscillations in EEG as functional diagnostic biomarkers and outcomes in autism spectrum disorder treatment research[M]//Neural Engineering Techniques for Autism Spectrum Disorder. New York:Academic Press, 2023: 297-319.
- [13]HADOUSH H, ALAFEEF M, ABDULHAY E. Brain complexity in children with mild and severe autism spectrum disorders: analysis of multiscale entropy in EEG[J].Brain topography, 2019,32:914-921.

## 【作者简介】

谢黎(1982—),女,湖北武汉人,硕士,副教授,研究方向:工业设计创新设计、情感计算与设计、设计思维等。(收稿日期: 2024-02-18)